  
**CASEIB**  
**2022**

XL Congreso  
Anual de la  
Sociedad  
Española de  
Ingeniería  
Biomédica

**40** AÑOS UNIENDO FUERZAS  
PARA IMPULSAR LA  
INGENIERÍA BIOMÉDICA

23-25 NOVIEMBRE 2022 | VALLADOLID

# LIBRO DE ACTAS



GRUPO DE  
INGENIERÍA  
BIOMÉDICA  
UNIVERSIDAD DE VALLADOLID



## Sesión oral: Neurotecnologías I

**Moderadores:** José María Azorín Poveda y Eduardo Rocón De Lima

An Overview of M3Rob, a Robotic Platform for Neuromotor and Cognitive Rehabilitation Using Augmented Reality .....	180
Precisión de movimientos y gestos de la mano en terapias virtuales inmersivas.....	184
Análisis de Imaginación Motora durante pedaleo a partir de señales EEG .....	188
Propuesta de un sistema domótico de fácil configuración controlado por la actividad cerebral y aplicado a personas afectadas con ELA.....	192
Un nuevo método de parada temprana no paramétrico para sistemas Brain–Computer Interface basados en c-VEP.....	196

# Un nuevo método de parada temprana no paramétrico para sistemas Brain–Computer Interface basados en c-VEP

Víctor Martínez-Cagigal<sup>1,2</sup>, Eduardo Santamaría-Vázquez<sup>1,2</sup>, Sergio Pérez-Velasco<sup>1</sup>,  
Diego Marcos-Martínez<sup>1</sup>, Selene Moreno-Calderón<sup>1</sup> y Roberto Hornero<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Grupo de Ingeniería Biomédica, Universidad de Valladolid, Valladolid, España

<sup>2</sup> Centro de Investigación Biomédica en Red de Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN), España  
{[victor.martinez@gib.tel.uva.es](mailto:victor.martinez@gib.tel.uva.es), [robhor@tel.uva.es](mailto:robhor@tel.uva.es)}

## Resumen

Los sistemas brain–computer interface (BCI) basados en potenciales evocados visuales modulados por código (c-VEP) destacan por alcanzar excelentes precisiones de selección de comandos con tiempos de calibración muy reducidos. Uno de los pasos naturales para democratizar su uso en entornos *plug-and-play* es desarrollar algoritmos de detección temprana que permitan detectar en tiempo real el número mínimo de repeticiones del código necesarias para ofrecer una selección fiable. Sin embargo, este tipo de técnicas son escasas en el estado de la técnica actual para sistemas c-VEP-BCI basados en el paradigma clásico de desplazamiento circular. En esta comunicación se propone un novedoso método de parada temprana no paramétrico, que aproxima la distribución de los comandos no atendidos a una distribución normal y emite una selección cuando la correlación del comando a seleccionar supera el percentil 99.87% de dicha distribución. La propuesta se ha evaluado de forma *offline* con 6 sujetos de control, alcanzando una precisión media del 97.92% y una velocidad de 1.24 s/comando. Asimismo, el algoritmo también se ha evaluado con un sujeto adicional de forma *online*, como prueba de concepto para validar su viabilidad técnica, alcanzando una precisión media de 96.88% con una velocidad de 1.67 s/comando. Estos resultados sugieren que la aplicación del algoritmo propuesto es factible de forma *online*, reduciendo significativamente el tiempo de selección necesario sin afectar negativamente a la precisión del sistema.

## 1. Introducción

Los sistemas brain–computer interface (BCI) no invasivos habitualmente monitorizan la señal de electroencefalografía (EEG) para detectar las intenciones del usuario y transformarlas en comandos de una aplicación o dispositivo externo [1]. Dado que dichas intenciones no se reflejan directamente en el EEG del usuario, su decodificación no es trivial, siendo necesario emplear distintas señales de control; i.e., estrategias que generan cambios medibles en el EEG mediante la realización de tareas cognitivas (i.e., endógenas) o la recepción de estímulos externos (i.e., exógenas) [1]. Dentro las estrategias exógenas, recientemente se han propuesto los potenciales evocados visuales modulados por código (c-VEP) como una nueva señal de control que permite alcanzar un alto rendimiento con tiempos de calibración muy reducidos [2].

Los sistemas c-VEP-BCI tradicionales emplean un código pseudoaleatorio cuya función de autocorrelación es prácticamente nula, lo que permite codificar cada uno de los comandos a seleccionar con versiones desplazadas

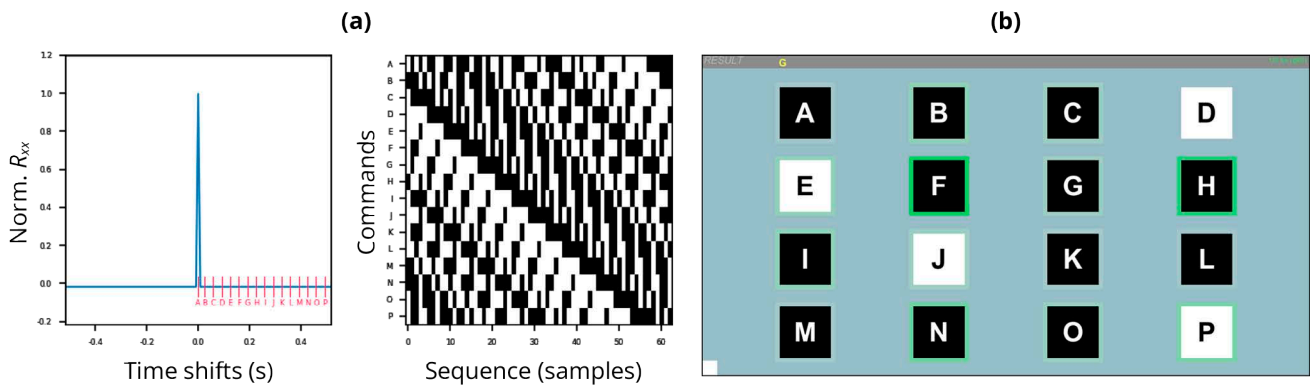
temporalmente de la misma secuencia [2]. En este paradigma, conocido como *circular shifting* o desplazamiento circular, el usuario presta atención al comando que desea seleccionar en cada momento, generando una respuesta en su EEG más correlada con el comando objetivo que con el resto, permitiendo su decodificación en tiempo real [2]. Este método usualmente alcanza precisiones superiores al 90% y tasas de información por minuto (ITR) de hasta 100 bpm (bits por minuto) con una calibración de 10–30 s [3].

El rendimiento de los sistemas c-VEP-BCI sugiere que tiene potencial para evolucionar como una tecnología *plug-and-play*. En este sentido, el desarrollo de técnicas de parada temprana (i.e., *early stopping*) permitiría optimizar el tiempo de selección de cada comando de forma adaptativa. Es decir, permitirían determinar automáticamente el número de repeticiones de la secuencia necesario para efectuar una selección fiable en tiempo real. A pesar de la popularidad de estos sistemas, las técnicas de parada temprana en paradigmas c-VEP son escasas [2]. Además, muchas de las técnicas existentes no están diseñadas para el paradigma de *circular shifting* [4], [5], dependen del clasificador o son paramétricas (i.e., requieren la optimización previa de un parámetro) [6], [7]. Aun así, la aplicación de la parada temprana se ha demostrado beneficiosa para el rendimiento del sistema, alcanzando precisiones superiores al 90% con tiempos de selección de comandos de 3.26 s [6], 4.2 s [5], o 6.17 s [8].

El objetivo de este estudio piloto es proponer una nueva técnica de parada temprana para sistemas c-VEP-BCI basados en *circular shifting*. Asimismo, la técnica propuesta es *filter* (i.e., no depende del clasificador), no es paramétrica (i.e., no necesita entrenar ningún parámetro), no requiere registrar señales EEG adicionales y puede aplicarse en tiempo real.

## 2. Sujetos

La caracterización y evaluación del algoritmo propuesto se ha llevado a cabo de forma *offline* con 6 sujetos de control (edad media:  $26.17 \pm 3.44$  años, 3 varones), y de forma *online* como prueba de concepto con 1 sujeto de control adicional (29 años, varón). Todos ellos dieron su consentimiento para participar en el estudio. La señal se registró empleando 16 canales EEG en las posiciones F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, CPz, P3, Pz, P4, PO7, POz, PO8, Oz, I1 e I2, con tierra en AFz y referencia en el lóbulo de la



**Figura 1.** (a) Codificación de los comandos con la  $m$ -secuencia empleada: función de autocorrelación y desfase asociados (izquierda), y codificación visual de los comandos de acuerdo con sus desfases. (b) Captura de la aplicación desarrollada en MEDUSA© durante un ciclo de estimulación.

oreja. Se utilizó un equipo *g.USBamp* (*g.Tec, Guger Technologies, Austria*) con una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Tanto la adquisición como el procesamiento de la señal en tiempo real, así como el paradigma c-VEP, se han programado en MEDUSA© ([www.medusabci.com](http://www.medusabci.com)), un sistema de propósito general para el desarrollo de sistemas BCI basado en Python [9].

### 3. Métodos

#### 3.1. Paradigma y procesamiento de señal

La secuencia empleada para codificar los comandos es una  $m$ -secuencia (i.e., de máxima longitud) de 63 bits binaria, generada mediante un registro de desplazamiento con retroalimentación lineal (LFSR, *linear feedback shift register*) utilizando el polinomio  $x^6 + x^5 + 1$  con estado inicial 110000 [2]. Se ha empleado una frecuencia de refresco del monitor de 120 Hz, con lo cual un ciclo completo de la secuencia dura 525 ms. El paradigma c-VEP empleado consta de 16 comandos, codificados con versiones desplazadas de la  $m$ -secuencia con retardos de  $\theta_i = i \cdot \tau$  muestras, donde  $i$  indica el comando y el paso es de  $\tau = 4$  [2]. En la Figura 1(a) se puede observar la codificación de los comandos utilizada.

En la etapa de calibración, se pide al usuario que preste atención al comando codificado con la  $m$ -secuencia original (i.e.,  $\theta = 0$ ), que se repite durante  $k$  ciclos. Tras aplicar el pre-procesado, compuesto por un banco de filtros paso-banda (1–60 Hz, 12–60 Hz y 30–60 Hz) y un *notch* a 50 Hz, se obtienen dos versiones de la respuesta EEG: (1) las épocas concatenadas  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{[kN_s \times N_c]}$ , donde  $N_s$  es el número de muestras de un ciclo completo y  $N_c$  es el número de canales; y (2) las épocas promediadas a lo largo de los  $k$  ciclos  $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{[N_s \times N_c]}$ . Posteriormente, se aplica un análisis de correlación canónica (CCA, *canonical correlation analysis*) para encontrar los filtros espaciales que maximizan la correlación entre las proyecciones de  $\mathbf{A}$  y  $\mathbf{B}$ . Tras hallar el filtro espacial  $\boldsymbol{\omega}_b$  que maximiza la correlación entre las épocas concatenadas y la respuesta promediada, se proyecta la señal original para obtener la plantilla principal  $\mathbf{x}_0 = \mathbf{B}\boldsymbol{\omega}_b$ , mientras que las plantillas para el resto de comandos se obtienen mediante el desplazamiento circular de la original de  $\theta_i, i = 1 \dots 16$  muestras (para más información sobre el procesamiento de

referencia, consulte [2]). Adicionalmente, con el objetivo de eliminar épocas ruidosas, se descartaron las épocas de calibración que mostraban una desviación estándar 3 veces superior a la desviación estándar media de todas ellas.

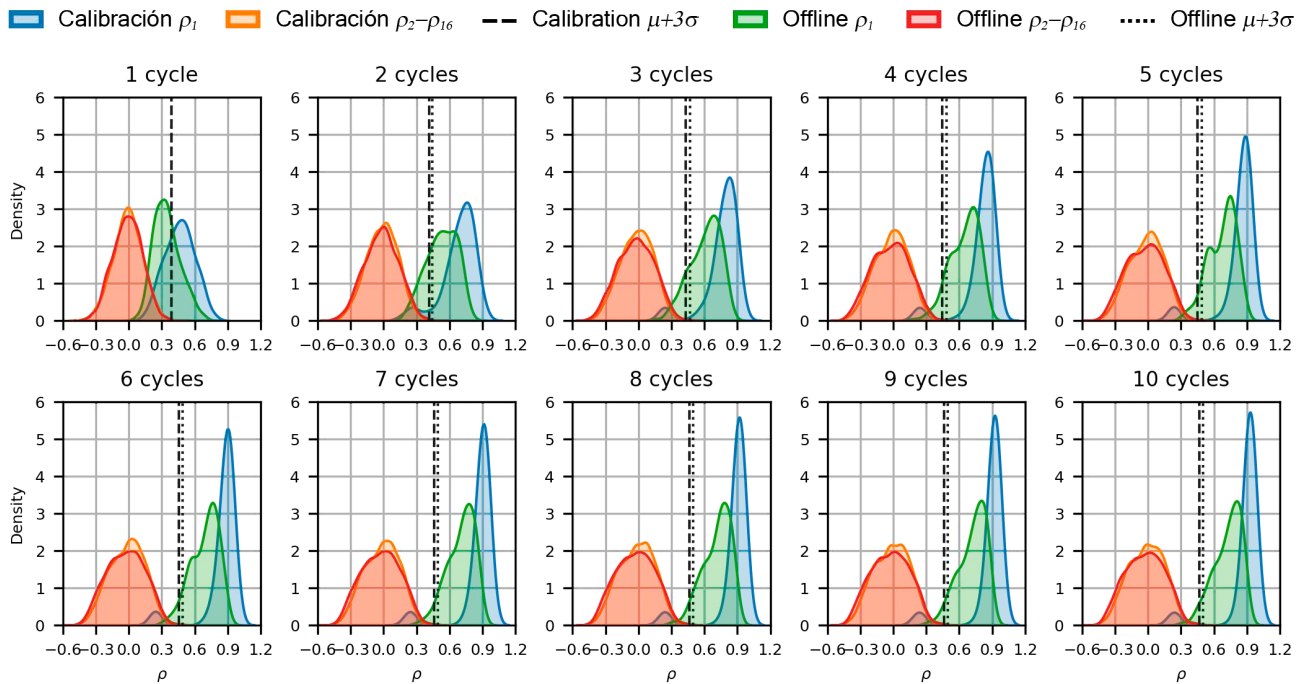
En la etapa de selección de comandos (i.e., test): (1) se extraen las épocas de cada ciclo, (2) se proyectan espacialmente con  $\boldsymbol{\omega}_b$ , y (3) se calcula la correlación  $\boldsymbol{\rho}$  de la proyección resultante con todas las plantillas. El comando seleccionado será el que pertenezca al índice  $\arg. \max_i(\boldsymbol{\rho})$ .

#### 3.2. Algoritmo de parada temprana propuesto

Un algoritmo de parada temprana debe tomar una decisión dicotómica cada vez que se muestra un ciclo en test: (1) efectuar la selección del comando más probable, o (2) repetir la estimulación un ciclo más. Cada vez que se efectúa la estimulación de un ciclo, la comparación entre la respuesta EEG desde el inicio de la estimulación visual hasta el final del ciclo actual y las plantillas de los comandos retorna un vector de correlaciones  $\boldsymbol{\rho} \in \mathbb{R}^{[1 \times 16]}$ . Tras ordenarlo de forma descendente,  $\rho_1$  indica la correlación del comando más probable. Si asumimos que, efectivamente, el usuario está prestando atención al comando con correlación  $\rho_1$ , entonces se puede considerar que  $\rho_2, \rho_3, \dots, \rho_{16}$  son correlaciones espúreas de comandos no deseados. Por tanto, podemos determinar que es fiable considerar que  $\rho_1$  corresponde al comando seleccionado si su valor es un *outlier* de la distribución a la que pertenecen los valores  $\rho_2, \rho_3, \dots, \rho_{16}$ . Existen diversas métricas para detectar *outliers* de una distribución, como aquellas basadas en el rango intercuartílico o en test de hipótesis. Sin embargo, nosotros proponemos el uso de *z-scores*. Asumiendo que la distribución de los valores espúreas es normal, i.e.,  $\rho_2, \rho_3, \dots, \rho_{16} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma)$ , podemos detectar si  $\rho_1$  es un *outlier* si  $\rho_1 - \mu > h\sigma$ , donde  $h = 3$ , lo que equivaldría a considerar que  $\rho_1$  supera el percentil 99.87% de la distribución. Si se cumple dicha inecuación, se efectuaría la selección del comando, mientras que en caso contrario se proseguiría con el siguiente ciclo.

#### 3.3. Protocolo de evaluación

Para evaluar la viabilidad y robustez del método, se realizará un análisis offline y un análisis online. En el



**Figura 2.** Distribuciones de las correlaciones del comando más probable  $\rho_1$  y espúreas  $\rho_2, \rho_3, \dots, \rho_{16}$  en el análisis offline para los datos de calibración (azul y naranja) y test offline (verde, rojo), así como el percentil 99.87% para cada una.

análisis offline se cuenta con los datos de los 6 sujetos de control sin aplicar parada temprana: 300 ciclos de calibración por sujeto ( $6 \text{ runs} \times 5 \text{ trials} \times 10$  ciclos); y 320 ciclos de test por sujeto ( $2 \text{ runs} \times 16 \text{ trials} \times 10$  ciclos), donde en cada *run* los usuarios seleccionaban todos los comandos en orden lexicográfico. En este análisis se evaluará si la distribución de las correlaciones espúreas sigue una distribución normal, así como el número de ciclos medio que hubiesen alcanzado si se hubiera aplicado el método propuesto. Por otro lado, en el análisis online se implementó el algoritmo de parada temprana, y se evaluó con un sujeto adicional como prueba de concepto: 300 ciclos de calibración ( $6 \text{ runs} \times 5 \text{ trials} \times 10$  ciclos), y 32 *trials* de selección *online* (donde el número de ciclos varía).

## 4. Resultados y discusión

### 4.1. Análisis offline

En la Figura 2 se muestran las distribuciones de las correlaciones objetivo y espúreas tanto para los datos de calibración como de test offline (sin parada temprana). Los resultados del test de Kolmogorov-Smirnov indican que la distribución de las correlaciones espúreas son normales ( $p$ -valor  $< 0.01$ ) para ambos *subsets* de datos. Por lo tanto, la estimación del percentil 99.87% cuando el  $z$ -score es mayor que  $h = 3$  veces la desviación estándar de los datos se puede considerar precisa. Asimismo, dado que la distribución espúrea en la calibración es significativamente similar a la del test offline ( $p$ -valor  $< 0.01$ ), podría optimizarse el valor de  $h$  por usuario sin necesidad de adquirir datos adicionales. Esta optimización podría realizarse mediante el análisis de una curva ROC (*receiver operating characteristic*) variando el valor de  $h$  y estudiando la separación de las distribuciones objetivo y espúreas de la calibración.

La Tabla 1 muestra las precisiones obtenidas por usuario durante ambos análisis. Además, se ha incluido el máximo teórico como el número de mínimo de ciclos posibles para alcanzar la precisión obtenida durante las pruebas. Como se puede observar, el uso del algoritmo de parada temprana ha permitido alcanzar una precisión media del 97.92% con una media de 2.37 ciclos (equivalente a 1.24 s/comando, ITR de 191.93 bpm) en el análisis offline. La diferencia con respecto a la precisión original de 98.96% (con 10 ciclos) no es significativa (*Wilcoxon signed-rank test*,  $p$ -valor = 1.04). Por tanto, podemos asegurar que el algoritmo propuesto permite reducir significativamente el número de ciclos necesarios para efectuar una selección sin perjudicar la precisión del sistema.

Cabe destacar que el máximo teórico indica que podría haberse reducido a una media de 1.39 ciclos, lo que implica una diferencia significativa con respecto a los 3.27 ciclos empleados (*Wilcoxon signed-rank test*,  $p$ -valor = 0.03). La razón por la cual se requiere aproximadamente un ciclo adicional con nuestro método radica precisamente en el primer ciclo de estimulación, pues teóricamente muchos *trials* podrían haberse decodificado tras la primera estimulación. Como se puede observar en la Figura 1, las distribuciones objetivo y espúreas no están claramente diferenciadas en el primer ciclo de estimulación, lo que provoca que el método propuesto no sea capaz de emitir una selección fiable de forma tan temprana. Aunque consideramos que los resultados obtenidos (97.92% con 1.24 s/comando) demuestran la utilidad del método, este hecho indica que aún hay rango de mejora.

### 4.2. Análisis online

En la Figura 1(b) se muestra una captura de pantalla de la app desarrollada para MEDUSA©. La app hace uso del motor gráfico Unity para poder mantener una frecuencia de



**Tabla 1.** Rendimiento obtenido en los análisis *offline* y *online*.

	Parada Temprana		Máximo Teórico*		
	Pre.(%)	#Ciclos	Pre.(%)	#Ciclos	
Offline	U1	96.88	2.03	96.88	1.66
	U2	100.00	3.03	100.00	1.34
	U3	100.00	2.25	100.00	1.50
	U4	100.00	2.28	100.00	1.09
	U5	93.75	3.06	96.88	1.59
	U6	96.88	1.56	100.00	1.16
	<i>Media</i>	<i>97.92</i>	<i>2.37</i>	<i>98.96</i>	<i>1.39</i>
<i>DE</i>	<i>2.33</i>	<i>0.53</i>	<i>1.47</i>	<i>0.21</i>	
Online	U7	96.88	3.19	n.a.	n.a.

\* El máximo teórico se ha calculado como el mínimo número de ciclos posibles para mantener la precisión de test (en la que se usaron 10 ciclos).

refresco a 120 Hz de forma constante, y se comunica con MEDUSA© mediante protocolo TCP/IP [9]. Tal y como se puede observar, la aplicación ofrece *feedback* relativo a la correlación acumulada del método de parada temprana a lo largo de los ciclos en forma de un marco verde que rodea los comandos. Cuanta mayor sea la correlación asociada a un comando, el marco mostrará un verde más intenso.

En la Tabla 1 se muestran los resultados del usuario adicional que evaluó el algoritmo *online* como prueba de concepto, alcanzando una precisión de 96.88% con una media de 3.19 ciclos (equivalente a 1.67 s/comando, ITR de 131.76 bpm). Los resultados demuestran que la aplicación del algoritmo propuesto en tiempo real es viable y beneficiosa para el sistema c-VEP-BCI, permitiendo disminuir drásticamente el tiempo necesario para efectuar una selección de 5.25s (10 ciclos) a 1.67 s (3.19 ciclos) sin perjuicio en la precisión obtenida. Asimismo, el rendimiento obtenido para este usuario es similar o supera los resultados de otros estudios relacionados, e.g., 3.26 s/comando [6], 4.2 s/comando [5], o 6.17 s/comando [8].

#### 4.3. Limitaciones y líneas futuras

A pesar de los excelentes resultados obtenidos con el algoritmo de parada temprana propuesto, se sugieren distintas líneas futuras de investigación para extender su utilidad y/o fiabilidad. En primer lugar, es necesario evaluar de forma *online* el método propuesto con una población mayor de sujetos de control y/o personas con grave discapacidad, con el fin de incrementar la potencia estadística de los resultados. Sería también interesante extender el algoritmo propuesto para desarrollar un algoritmo de asincronía (i.e., detectar la atención que presta el usuario a la estimulación). Actualmente, dado que las correlaciones se calculan de forma acumulativa, la aplicación del algoritmo para asincronía no es directa, pues los ciclos anteriores afectan sustancialmente a la decisión en tiempo real; mientras que lo deseable en un algoritmo de asincronía sería que la detección se produjese en *single-trial*. Otra futura línea de investigación podría ser la evaluación del algoritmo con un sistema c-VEP-BCI que emplee *m*-secuencias no binarias; o incluso conjuntos de códigos con baja correlación cruzada (e.g., códigos Gold, Kasami, etc.). Por último, consideramos que sería interesante analizar el rendimiento del algoritmo para desfases con saltos menores (e.g.,  $\tau = 2$ ), una estrategia útil para aumentar el número de comandos seleccionables.

## 5. Conclusiones

En este estudio se ha propuesto un nuevo algoritmo de parada temprana para sistemas c-VEP-BCI. Se ha demostrado que el algoritmo propuesto (1) no depende del clasificador, (2) no requiere optimizar ningún parámetro, (3) no requiere registrar señales EEG adicionales y (4) puede aplicarse en tiempo real. El análisis *offline* concluye que la aplicación del método permite disminuir el tiempo de selección de 5.25 s/comando a 1.24 s/comando sin afectar significativamente a la precisión (de 98.96% a 97.92%). Estos resultados se han reafirmado en la prueba de concepto *online*, alcanzando una precisión del 96.88% con 1.67 s/comando y una ITR de 131.76 bpm. Se concluye que el algoritmo propuesto es robusto y viable, permitiendo detectar en tiempo real el número de ciclos necesarios para efectuar una selección sin afectar negativamente al rendimiento del sistema BCI.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por los proyectos RTC2019-007350-1, PID2020-115468RB-I00 y TED2021-129915B-I00 del Ministerio de Ciencia, Innovación/Agencia Estatal de Investigación y European Regional Development Fund (ERDF), así como por CIBER-BBN a través del Instituto de Salud Carlos III.

## Referencias

- [1] J. Wolpaw and E. W. Wolpaw, *Brain-computer interfaces: principles and practice*. OUP USA, 2012.
- [2] V. Martínez-Cagigal, J. Thielen, E. Santamaría-Vázquez, S. Pérez-Velasco, P. Desain, and R. Hornero, "Brain-computer interfaces based on code-modulated visual evoked potentials (c-VEP): a literature review," *J. Neural Eng.*, vol. 18, no. 6, p. 061002, 2021, doi: 10.1088/1741-2552/ac38cf.
- [3] G. Bin, X. Gao, Y. Wang, B. Hong, and S. Gao, "VEP-based brain-computer interfaces: Time, frequency, and code modulations," *IEEE Comput. Intell. Mag.*, vol. 4, no. 4, pp. 22–26, 2009, doi: 10.1109/MCI.2009.934562.
- [4] S. Nagel and M. Spüler, "World's fastest brain-computer interface: Combining EEG2Code with deep learning," *PLoS One*, vol. 14, no. 9, pp. 1–15, 2019, doi: 10.1371/journal.pone.0221909.
- [5] J. Thielen, P. Marsman, J. Farquhar, and P. Desain, "From full calibration to zero training for a code-modulated visual evoked potentials brain computer interface," *J. Neural Eng.*, 2021, doi: 10.1088/1741-2552/abecef.
- [6] F. Gembler and I. Volosyak, "A novel dictionary-driven mental spelling application based on code-modulated visual evoked potentials," *Computers*, vol. 8, no. 2, 2019, doi: 10.3390/computers8020033.
- [7] F. Gembler *et al.*, "A Dictionary Driven Mental Typewriter Based on Code-Modulated Visual Evoked Potentials (cVEP)," in *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2018*, 2018, pp. 619–624, doi: 10.1109/SMC.2018.00114.
- [8] F. Gembler, P. Stawicki, A. Rezeika, A. Saboor, M. Benda, and I. Volosyak, *Effects of monitor refresh rates on c-VEP BCIs*, vol. 10727 LNCS. Springer International Publishing, 2018.
- [9] E. Santamaría-Vázquez *et al.*, "MEDUSA©: A novel Python-based software ecosystem to accelerate brain-computer interface and cognitive neuroscience research," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. Under rev, 2022.